

# ニューラルネットワークフィルタを用いた 空気圧電磁弁の故障診断

第三技術室 システム制御技術班

林 庄司

## 1. はじめに

工場において背景騒音中、漏洩音を検出するのは非常に重要である。特に原子電力発電所や化学工場などで有害な気体の漏洩が起こった場合には重大な事故を引き起こし、作業員や周辺の住民の人命にも関わる大きな問題が生じる可能性がある。

本研究は高圧ガス製造場所の背景騒音中に漏れ音がある故障を想定し、現場からの音響信号を測定し、ニューラルネットワークフィルタを用いて漏れ音があるかどうか診断する。従来、漏れ音の検出技術として、観測値から数式モデルを推定する方法はいろいろあるが、ニューラルネットワークフィルタは測定誤差を伴う状態推定には最小自乗法の意味で最適である。また他の推定法と比較して計算時間を短くできるなどの特徴がある。一般的にはガス製造現場の騒音は非線形信号で、正確な非線形数学モデルを推定することが困難である。しかし、ニューラルネットワークフィルタはノイズの変化によってフィルタのパラメーターを変化させることができる特徴がある。

本研究では、漏れ音検出に対してオンライン故障診断システムを構成する。このシステムは実際の動作音測定、観測値から実システム数式モデルのパラメーターの推定、診断基準と比較、異常認知に対して一連の処理をオンラインで行う。この手法を用いて実際のシステムに対し漏れ診断を行い、リアルタイムで診断が行えることを確認する。

## 2. 漏れ音検出システム

ガス漏れ検出システムの計測装置を Fig. 1 に、その構成を Fig. 2 に示す。この漏れ検出システムは高精度騒音計 (RION NL-15) とノート型パソコンで構成される。Fig. 2 において、騒音計は実際の対象から音響サンプルを取り、連続信号による音響サンプルを離散信号に変更し、さらにこの離散信号をノート型パソコンに転送する。ノート型パソコンは、離散信号に対してニューラルネットワークフィルタを適用する。まずは、漏れ音がない場合に対して離散信号を入力し、ニューラルネットワークフィルタ

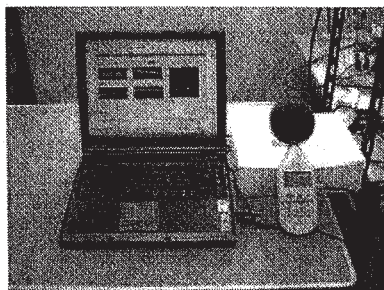


Fig.1 Leakage sound detection system

を学習させ、予測誤差分散を計算する。この分散はほぼゼロである。この時の背景騒音の中には漏れ音がないので、この分散を標準分散と見なす。診断するときに、離散信号を入力、ニューラルネットワークフィルタの出力から実際の誤差分散を計算し、標準分散と比較する。そして、この差から漏れ音があるかどうかを診断する。

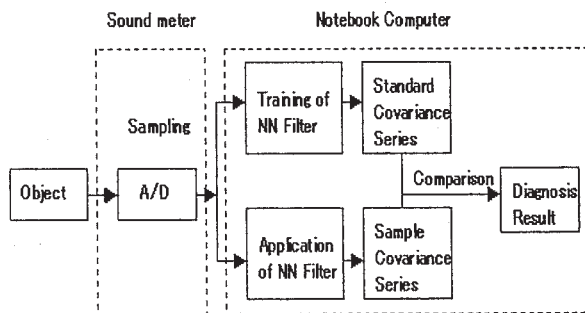


Fig.2 Structure of detection system

## 3. ニューラルネットワークフィルタ

### 3.1 ニューラルネットワークフィルタの原理

Fig. 3 にニューラルネットワークの自己学習能力を用いて、自己適応の非線形ノイズフィルタの原理図を示す。図中の  $X(l)$  は入力信号の時系列データで、ニューラルネットワークフィルタへの入力信号は図のように二つの信号に分けられ、一方は直接出力信号として出力し、もう一方はニューラルネットワークを通し出力される。その出力  $\hat{x}(l+1)$  はノイズの予測値となる。信号とノイズの予測値の間の誤差がある値以下になるまで学習させる。ここで、学習させるの

は漏洩音のないノイズ信号である。よってノイズ信号中に漏洩音がある場合、出力誤差が生じ、漏洩音が検出される。

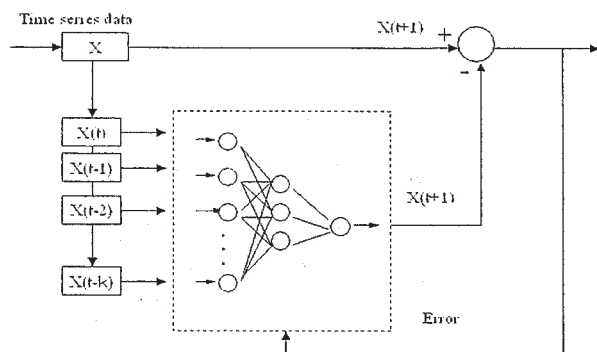


Fig. 3 Principle chart of neural network filter

### 3.2 ニューラルネットワークフィルターの構造

Fig. 4 にニューラルネットワークの構成を示す。これは入力層のユニットが 30 個、中間層のユニットが 10 個、出力層のユニットが 1 個からなる 3 層の階層型ニューラルネットワークである。

サンプリング数は 1024 で、学習は現在の 30 個のデータを用いて、次の一つのデータを予測する。ニューラルネットワークの結合係数、しきい値の学習は rms 誤差を評価基準としてバックプロパゲーションにより行い、rms 誤差が 0.002 以下になった時点で学習を終了させる。結合係数、しきい値の学習は式 (1) で計算される。

$$rms = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (y_i - d_i)^2} \quad (1)$$

式 (1) において、 $y_i$  はニューラルネットワーク出力  $\hat{x}$  を示す。また  $d_i$  は実観測データであり、 $N$  は学習データ数である。

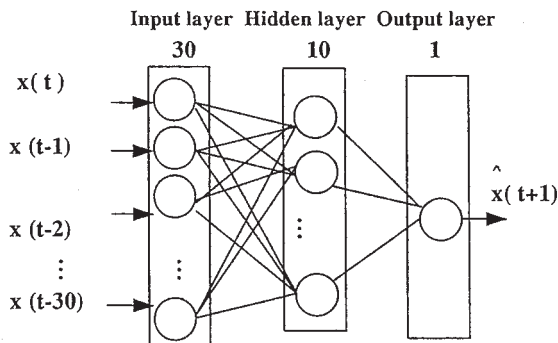


Fig. 4 Fault diagnosis neural network

### 4. 背景騒音と漏洩音のフィルター効果

Fig. 2 に示す漏れ音検出システムは、空気圧電磁弁から音響サンプルを取り、符号化処理し、16 ビツ

トの整数で、あるいは  $-32767$  と  $+32767$  の間の整数で音響サンプルの振幅を記述する。

次に背景騒音について検討する。音響サンプルは 1024 個の離散データがあり、状態雑音と観測雑音の影響は同じ程度と仮定される。ノイズのフィルターリング前後の状態を Fig. 5 に示す。破線がフィルターリング前の状態で、実際の状態観測値を表し、実線が観測値とノイズの予測値との差、予測誤差を示している。予測誤差は小さく安定である。ノイズの予測値が漏れなしに対する観測値に基づいて推定されたので、漏れがある場合、この誤差は大きくなると想定される。この誤差の変動から、漏れがあるかどうかを診断することができる。Fig. 6 は漏洩音に

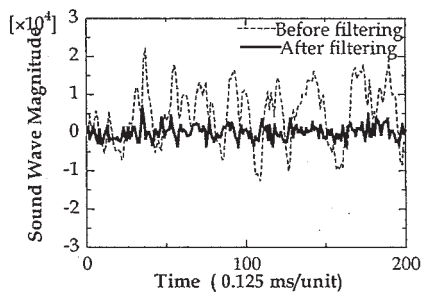


Fig. 5 Noise sample before and after filtering

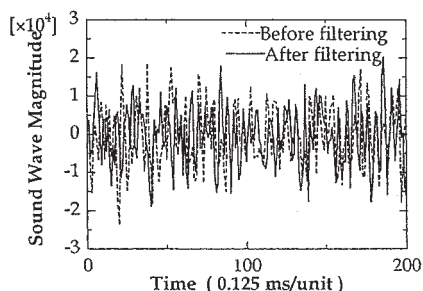


Fig. 6 Leakage sound before and after filtering

ついて、フィルターリングする前後の状態を示したもので破線がフィルターリング前で、実線がフィルターリング後の状態観測値を示している。図からも明らかなように漏洩音は、フィルターリングする前と後において、そのパワーに影響されないことがわかる。次に、フィルターリングの分散値  $\sigma$  は式 (2) のように表される。ここで、 $x_i$  はニューラルネットワークフィルターによる観測値から推定される時系列データ、 $m_x$  はその時系列データの平均値、 $N$  はデータ数である。

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=0}^N (x_i - m_x)^2} \quad (2)$$

背景ノイズに対しては、フィルターリング前の分散値は 9092.367 であったが、フィルターリング後は

2919.681 となり、一方漏洩音に対しては、フィルターリング前の分散値は 9068.267 であったが、フィルターリング後は 8947.712 であった。よって、ニューラルネットワークフィルターは、背景騒音を除去して漏れ音の検出感度を大幅に上げることがわかる。

## 5. 実験

ニューラルネットワークフィルターの有効性を検討するために、空気圧電磁弁からの空気圧の漏れを故障と想定し、ニューラルネットワークフィルターによりリアルタイムで音響信号に基づき漏れ音検出を行う。

### 5.1 実験装置

実験装置は空気ポンプ、空気圧電磁弁と配管で構成される。漏れを発生する配管と圧力調整弁が Fig. 7 に示される。

実験する時に正常空気圧電磁弁と内部パッキンに傷がある電磁弁などを使用し、実験では 0.1MPa から 0.5MPa までの圧力を変更し、異なる実験状況を設定

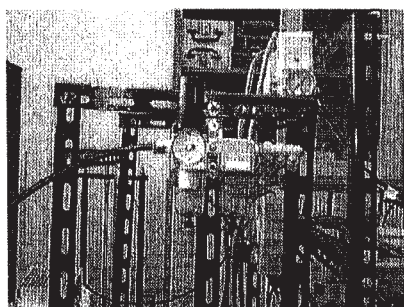


Fig.7 Pressure valve and pipe in experiments

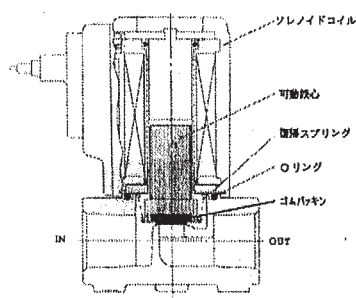


Fig.8 Structure of valve

する。空気圧は 0.5MPa とし、配管は直径 7mm のゴム製のチューブを使用する。

次に、空気圧電磁弁の内部構造を Fig. 8 に示す。空気圧はソレノイドコイル、可動鉄心の先に取り付けられたゴムパッキンと復帰スプリングによって制御されている。実験において空気漏れの故障状態は、空

気圧電磁弁のゴムパッキンに半径方向に長さ 0.5mm, 1.0mm および 1.5mm の亀裂のある場合の動作音に基づくものとする。

### 5.2 実験手順

最初に、背景騒音を計測する。背景騒音はポンプ雑音だけから成るとみなせる。サンプリング時間間隔は 0.125ms, データ数は 1024 である。ポンプがスタート 5 分後にサンプリングが始まる。サンプリングは連続で 100 サンプル採取する。この 100 サンプルに対して Fig. 2 に示さるニューラルネットワークフィルターを使って学習を行う。このときの学習誤差は試行回数 8000 のとき 0.01 であった。次に、空気漏れ音の検出実験を行なう。実験は Fig. 8 に示すバルブ装置に 1.5mm の亀裂があるゴムパッキンを入れた後に、ポンプを始動する。空気圧は、0.1MPa から 0.5MPa まで変えられる。0.1 MPa, 0.3 MPa, 0.5MPa と別々に連続で 100 サンプルを取り、式(2)により分散系列を計算する。フィルターリング前に、背景騒音サンプル、背景騒音中に 0.1MPa 漏れ音を含む場合、0.3MPa 漏れ音を含む場合、0.5MPa 漏れ音を含む場合という 4 つの状況で分散系列を求めた結果、Fig. 9 が得られた。しかしながら、Fig. 9 から漏れ音があるかどうかは判別できない。

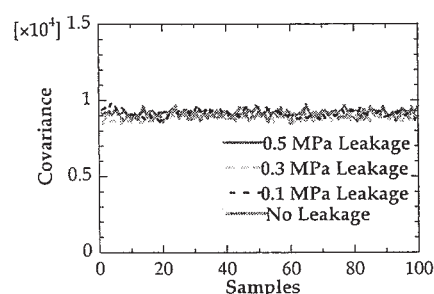


Fig.9 Covariance series before filtering  
(for different pressures)

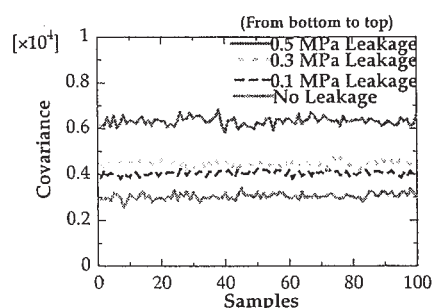


Fig.10 Covariance series after filtering  
(for different pressures)

ニューラルネットワークフィルタを適用後、この4つの状況での分散系列を求めると Fig.10 が得られる。Fig.9 と異なり、Fig.10 から漏れ音は明らかに判別されることが分かる。Fig.10 の音響サンプルのレベル値は、Table 1 で示される。

Table 1 Sound level of all samples

Condition	Sound level (db)
0.1 MPa	63.1
0.2 MPa	74.3
0.3 MPa	77.5
0.4 MPa	83.2
0.5 MPa	89.8
Pump noise	74.1

Table 1 から漏れ音と背景ノイズのレベルの比率 (S / N 比) が、0.85 (63.1db/74.1db) を超えると漏れ音を検出することが出来ることがわかった。

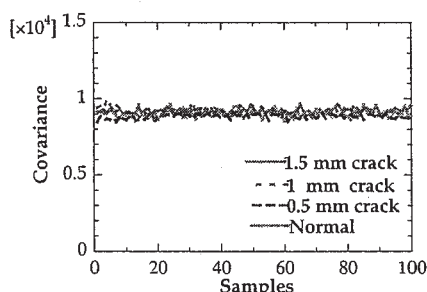


Fig.11 Covariance series before filtering  
(for different cracks)

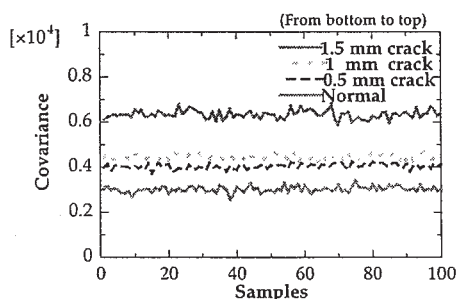


Fig.12 Covariance series after filtering  
(for different cracks)

次に、パッキンの亀裂の長さの違う 0.5mm, 1.0mm, 1.5mm の場合について実験を行なった。このときの空気圧は 0.5MPa であった。フィルターリング前において、3つの状況で分散系列を求めた結果、Fig.11 が得られた。しかしながら、Fig.11 から漏れ音があるかどうかは判別できないが、フィルターリング後は Fig.12 から明らかに漏れ音は判別されることが分かる。また Fig.12 の音響サンプルのレベル値

は、Table 2 で示される。Table 2 から S / N 比が、0.847 以上になると漏れ音を検出することが出来ることがわかる。

Table 2 Sound level of all samples

Condition	Sound level (db)
0.5 mm crack	62.7
1.0 mm crack	74.5
1.5 mm crack	89.6
Pump noise	74.1

## 6. まとめ

本研究では、ニューラルネットワークフィルタを構成して漏れ音の検出診断を行う手法を提案した。また音響信号の測定から漏れ音検出までのオンライン漏れ検出システムを構成した。結果として以下のことが得られた。

(1) ニューラルネットワークフィルタはノイズの変化によってフィルタのパラメータを変化させることができるため、白色ノイズを含む不規則背景騒音に対して正確な数式モデルを構成する必要がなく、高精度に漏れ音を検出することが出来ることがわかった。

(2) 試作したニューラルネットワークフィルタを用いた漏れ検出システムは強い背景騒音中でもガスの漏れ音に対し良好な検出が行われることを確認した。また提案したニューラルネットワークフィルタを用いた漏れ検出システムは、実際の高圧ガス製造装置に適用され、ガスの漏れ音に対し良好な検出が行われ、有効であることが示された。

なお、本研究は平成 16 年度奨励研究の寄付金を受けて行ったものである。

## 参考文献

- (1) Zhang S. et al, Gas Leakage Fault Detection of Pneumatic Pipe System Using Neural Networks, JSME International Journal, Series C, Vol.47, No.2, 2004. p.563.
- (2) Asakura T., et al, Fault Diagnosis System for Machines Using Neural Networks, JSME International Journal, Series C, Vol.43, No.2, 2000. p.363.